
PENGGUNAAN ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

Budi Raharjo

Sistem Informasi – Universitas STEKOM, budiraharjo@gmail.com, Jalan Majapahit NO 605, SMG

ARTICLE INFO

Article history:

Received 30 Mei 2020

Received in revised form 2 Juni 2020

Accepted 5 Juni 2020

Available online 8 Juli 2020

ABSTRACT

In the first quarter of 2017, retail in Indonesia recorded a growth of 2.5%, while in 2018 the growth was only in the range of 1% -1.5%. The cause of the slow growth is the change in the consumption pattern of the people and it will continue at the beginning of 2018. In addition, the decreasing productivity of the community at the lower middle level. As a retailer, Anterah store also faces the same thing, so anticipating a decline in sales requires an analysis of the best-selling products and how to find out the relationship between the products purchased by consumers. The association relationship between these products will be used as the basis for product arrangement, so that the frequency of products that consumers often buy can be arranged closely together so that consumers do not have to look for them longer. Market basket analysis to determine the relationship between products sold simultaneously is used to explore association rules (Association Rule Mining) which will produce products that are purchased simultaneously as a consideration for product arrangement in Anterah Retail storefront. Meanwhile, the best-selling products will be explored using the Frequent Pattern Growth method in order to obtain a ranking list of the most purchased products by consumers. This analysis is used as a basis for considering product promotion. The test results on the sales sample data obtained an average value of minimum support = 0.0025, minimum confidence = 0.610, LaPlace = 0.9985, Gain = -0.006, p-s = 0.003, Lift = 103.82, Convicting 2.5285 with a processing time of 41.456 seconds.

Keywords: product, arrangement, Anterah Retail

1. Pendahuluan

Ritel Anterah merupakan toko grosir dan ritel yang menjual produk-produk makanan, minuman dan produk-produk lainnya dengan harga kompetitif. Harga yang kompetitif menjadi pertimbangan masyarakat dalam berbelanja, dengan harga yang relatif murah, terjangkau dan tidak hanya berlaku pada waktu tertentu saja akan menarik konsumen untuk membeli. Tetapi 3 tahun belakangan ini terjadi penurunan omset yang cukup besar bagi perusahaan.

Sistem Pendukung Keputusan Prioritas Persediaan Tools Menggunakan Metode Fuzzy AHP

Omset	2015	2016	2017
Jan – Apr	6.023.048.234	5.854.234.658	5.502.244.234
Mei – Agt	6.234.645.459.	5.986.456.245	5.678.345.734
Sep - Des	6.645.249.358	6.323.423.687	5.834.785.752

Gambar 1. Data Omset Ritel Anterah

Sehingga perlu dilakukan perbaikan strategi untuk dapat meningkatkan omset melalui promosi dan penetapan harga.

Pada penelitian [1] metode yang digunakan adalah *FP-Growth* untuk menetapkan nilai frequent itemset menggunakan struktur pohon *FP-Tree* dan algoritma *Association Rule* digunakan untuk menentukan nilai *support* dan *confidence* pada data transaksi dengan hasil dapat diketahui relasi-relasi antara suatu barang dengan barang lainnya yang seringkali dibeli oleh konsumen

Pada penelitian [2] pada hasil pengujian algoritma *Data Mining Market Basket Analysis* dapat diketahui bahwa penggalan pola kebiasaan presensi (*check-lock*) pegawai pada sebuah perusahaan. Sehingga kemungkinan adanya kecurangan pada saat presensi masuk atau pulang dapat dideteksi.

Pada penelitian [3] bahwa algoritma Apriori dan frequent pattern growth (*FP-growth*) dapat dimanfaatkan untuk menemukan sejumlah aturan-aturan asosiasi dari data transaksi penjualan buku di Percetakan PT. Gramedia, sehingga selanjutnya hasil analisa dapat digunakan untuk pertimbangan dalam penentuan strategi penjualan dan pemasaran yang lebih efektif.

Penataan produk pada toko anterah saat ini didasarkan pada kelompok produk yang memiliki jenis yang sama dan belum dilakukan analisis hubungan antara produk-produk yang dibeli konsumen untuk mengatur penempatan produk-produk tersebut pada etalase. Penempatan produk yang memiliki hubungan asosiasi untuk menyatakan bahwa produk tersebut secara bersamaan dibeli oleh para konsumen menjadi penting untuk dilakukan. Dengan penataan produk yang tepat yaitu dengan mengatur tata letak produk-produk secara berdekatan yang secara bersama-sama dibeli oleh konsumen akan memudahkan memilih dan mengambil produk tanpa harus mencari produk pada etalase atau lokasi yang berbeda sehingga menyulitkan konsumen dan menambah lamanya waktu.

Analisis keranjang belanja nampaknya dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan aturan penataan produk-produk pada etalase. Produk-produk yang memiliki hubungan asosiasi dapat diletakkan pada etalase yang sama secara berdekatan satu sama lain. Diharapkan konsumen dapat menemukan produk dengan lebih cepat sehingga mengurangi lamanya waktu berbelanja.

2. Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Analisis MBA menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth* dan *Association Rule Mining* memerlukan sumberdaya data yang diperoleh dari sampel penjualan sebagaimana pada gambar 2. Dalam penelitian ini himpunan sampel menggunakan data penjualan produk ritel Anterah dengan jumlah sampel 9999 data sampel. Data diambil dari transaksi penjualan selama lima bulan untuk memperoleh gambaran dalam rentang waktu tersebut sebagai representasi data pelatihan. Analisis akan dilakukan dengan mengambil sampel data setiap bulanya selama lima bulan sehingga diperoleh *Frequent Item*, *Frequent Patern Growth* dan *Association Rule* dengan itemset minimal 2 kombinasi item dan 3 kombinasi item.

```

Number of examples ≥ 100
At most 101 attributes:
Generated by: FP-Growth.example set ← Set Role.example set output
← Numerical to Binominal.example set output ← Replace Missing
Values.example set output ← Rename by Replacing.example set
output
Data: SimpleExampleSet: 2269 examples, 3390 regular attributes,
special attributes = { id = #0: INVOICE (polynomial/single_value)
/ values=[899475502026, A11704010001, A11704010002,
A11704010003, A11704010004, A11704010005, A11704010006,
A11704010007, A11704010008, A11704010009, A11704010010,
A11704010011, A11704010012, A11704010013, A11704010014,
A11704010015, A11704010016, A11704010017, A11704010018,
A11704010019, A11704010020, A11704010021, A11704010022,
A11704010023, A11704010024, A11704010025, A11704010026,
A11704010027, A11704010028, A11704010029, A11704010030,
A11704010031, A11704010032, A11704010033, A11704010034,
A11704010035, A11704010036, A11704010037, A11704010038,
A11704010039, A11704010040, A11704010041, A11704010042,
A11704010043, A11704010044, A11704010045, A11704010046,
A11704010047, A11704010048, A11704010049, A11704010050,
A11704010051, A11704010052, A11704010053, A11704010054,
A11704010055, A11704010056, A11704010057, A11704010058,
A11704010059, A11704010060, A11704010061, A11704010062,
A11704010063, A11704010064, A11704010065, A11704010066,
A11704010067, A11704010068, A11704010069, A11704010070,
A11704010071, A11704010072, A11704010073, A11704010074,
A11704010075, A11704010076, A11704010077, A11704010078,
A11704010079, A11704010080, A11704010081, A11704010082,
A11704010083, A11704010084, A11704010085, A11704010086,
A11704010087, A11704010088, A11704010089, A11704010090,
A11704010091, A11704010092, A11704010093, A11704010094,
A11704010095, A11704010096, A11704010097, A11704010098,
A11704010099, ... (2169 values) ...]}

```

Gambar 2. Data Sampel Ritel Anterah

RapidMiner merupakan salah satu alat dari sepuluh perangkat analisis datamining terbaik. Penggalian pengetahuan dalam Database (*Knowledge Discovery in Database*) adalah seluruh bidang penelitian baru tentang penggalian pengetahuan dari data yang besar dan tidak terstruktur. Istilah KDD sering digunakan dalam konteks penggalian data (*datamining*) yang menggambarkan suatu teknik untuk mengekstrak pengetahuan dari data. Karena kuantitas data yang besar, teknik ini harus dapat bekerja secara efisien. Umumnya ekstraksi diperoleh dari basis data dengan memilih data yang relevan dan dibutuhkan untuk tahapan analisis menjadi sebuah tabel sebagai himpunan sampel. Rapidminer dapat melakukan ekstraksi sekaligus penyusunan model pemrosesan untuk menjalankan algoritma analisis data.

2.2 Market Basket Analysis

Dalam market basket analysis pola pembelian dari konsumen dengan menemukan pola hubungan antara item-item yang berbeda yang dilakukan oleh konsumen. Diharapkan selain pola pembelian konsumen yang sudah biasa dilakukan dapat ditemukan pula pola-pola baru seiring dengan bertambahnya jumlah transaksi pembelian barang. *Market Basket Analysis* adalah hubungan asosiasi dalam data mining untuk mendapatkan nilai atribut yang muncul dalam satu waktu. Pada proses ini akan di analisis pola-pola pembelian konsumen dengan cara menemukan hubungan asosiasi antara item-item yang berbeda yang disimpan dalam keranjang belanja. Temuan item-item belanja kedepan dapat dimanfaatkan oleh perusahaan retail seperti toko atau swalayan untuk mengatur strategi pemasaran berdasarkan item-item mana saja yang dibeli secara bersama-sama oleh konsumen.

Bagian-bagian pada atribut penjualan sebagai acuan dalam penentuan hubungan asosiasi menggunakan analisa keranjang belanja adalah atribut tanggal pembelian, *invoice*, produk yang dibeli konsumen, jumlah pembelian, satuan dan harga. Jumlah sampel data untuk analisis market basket 10.000 data.

PENGGUNAAN ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

2.3 Algoritma Frequent Pattern Growth

Sebelum Algoritma FP-Growth ditemukan, analisis terhadap item paling sering muncul digunakan algoritma Apriori. Prinsip dari Algoritma Apriori adalah dengan cara mengumpulkan item yang tunggal untuk dicari item yang terbesar dari keseluruhan item. Setelah mendapatkan kandidat berpasangan dari transaksi belanja dihitung pasangan item terbanyak untuk setiap itemset. Kandidat aturan asosiasi yang mungkin diperoleh melalui nilai dukungan minimum dan nilai kepercayaan minimum.

$$\text{Support}(x) = \frac{\sum \text{Trans Mengandung } x}{\sum \text{Trans}} + 100\%$$

$$\text{Confidence } P(x|y) = \frac{\sum \text{Trans Mengandung } x \text{ dan } y}{\sum \text{Trans Mengandung } y} + 100\%$$

Algoritma Apriori dalam menggali pengetahuan pada kumpulan data transaksi hanya melalui dua tahapan yaitu 1) menemukan pola dengan frekwensi jumlah kombinasi item yang tinggi dengan mempertimbangkan *minimum support*.

2) membentuk aturan asosiasi antar item dengan mempertimbangkan *minimum confidence*.

Algoritma dalam Association Rule Mining lainnya yang dapat digunakan untuk memperoleh kaidah asosiasi dalam sekumpulan data adalah Predictive Apriori Algorithm dan algoritma Tertius. Algoritma Apriori dipilih untuk memecahkan masalah, karena algoritma Apriori menghasilkan Association Rules yang lebih baik daripada *predictive apriori algorithm* dan algoritma tertius [5]. Sedangkan pada algoritma Frequent Pattern Growth sebagai langkah alternatif untuk menetapkan himpunan data sampel pembelian produk yang seringkali muncul (*frequent itemset*). Pada algoritma FP-Growth memiliki perbedaan yaitu dengan menerapkan penyusunan struktur itemset secara berjenjang membentuk sebuah pohon (tree) yang disebut *frequent pattern tree* atau FP-Tree. FP-Tree berbeda dalam hal pembentukan frequent itemset dengan menggunakan penggenerasian kandidat seperti pada algoritma Apriori. Dengan pembentukan struktur pohon ini algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat dalam menghasilkan rule asosiasi dibanding algoritma Apriori.

Tahapan FP-Growth terbagi dalam tiga tahap utama : (1) tahap untuk membangkitkan basis pola kondisional yang merupakan bagian dari basisdata yang berisi lintasan pola awalan dan pola akhiran. (2) tahap untuk membangkitkan kondisional struktur pohon. Pada tahap ini, support count dari setiap item pada setiap conditional pattern base dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah support count lebih besar atau sama dengan minimum support count ξ akan dibangkitkan dengan conditional FPtree dan (3) tahap menemukan itemset yang seringkali muncul. Setelah proses penyusunan pola struktur pohon dari sekumpulan data transaksi selanjutnya diterapkan algoritma FP-growth untuk menemukan itemset sering muncul yang signifikan. Pada tahap ini akan diperoleh itemset sering muncul dengan melakukan kombinasi item untuk setiap kondisional FP-tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-growth secara rekursif.

2.4 Association Rule

Association rule merupakan proses dalam data mining untuk mengasilkan seluruh aturan hubungan asosiasi yang memenuhi syarat untuk nilai minimum *support* dan *confidence* pada kumpulan data transaksi [4]. Syarat tersebut digunakan untuk memperoleh aturan hubungan asosiasi antar produk dengan dengan menetapkan batasan nilai yang ditentukan. Dapat dikatakan bahwa Association Rule Mining adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu kumpulan data (*dataset*). Algoritma diawali dengan mencari frequent itemset, yaitu

PENGUNAAN ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu itemset dan harus memenuhi minimum support. Dalam tahap ini akan dilakukan pencarian kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Untuk mendapatkan nilai support dari item A dan B dapat diperoleh dengan formula berikut :

$$\text{Support} (A, B) = P(A \cap B)$$

$$\text{Support} (A, B) = \frac{\sum \text{Trans Mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}}$$

Dalam market basket analysis pola pembelian dari konsumen dengan menemukan pola hubungan antara item-item yang berbeda yang dilakukan oleh konsumen. Diharapkan selain pola pembelian konsumen yang sudah biasa dilakukan dapat ditemukan pula pola-pola baru seiring dengan bertambahnya jumlah transaksi pembelian barang.

2.5 Itemset dan Frequent Itemset

Itemset merupakan himpunan dari satu atau

Lebih item pada sebuah transaksi, sedangkan k itemset merupakan kumpulan item yang mengandung sejumlah k item. Frekwensi Itemset merupakan jumlah transaksi yang mengandung kumpulan item tertentu. Sementara Frequent itemset adalah kumpulan item yang terjadi paling sedikit dengan jumlah tertentu yang isimbolkan Φ . Φ adalah batas minimum dari kumpulan item yang terpilih. Misalkan, $\Phi = 2$, itemset yang terjadi lebih dari 2 disebut frequent itemset. Sementara nilai F_k adalah kumpulan dari seluruh frequent itemset yang terdiri dari k-item (Siburian, 2014).

2.6 Support, Confidence dan Lift Ratio

Pada hubungan asosiasi terdapat antecedent dan consequent, antecedent mewakili bagian yang disebut “jika” dan consequent untuk mewakili bagian yang disebut “maka”. Pada proses ini antecedent dan consequent merupakan sekumpulan item yang tidak memiliki hubungan secara bersama. Sekumpulan aturan-aturan seharusnya mengandung aturan-aturan yang cukup memiliki hubungan yang kuat dengan tingkat ketergantungan antar item yang terdaat pada item antecedent dan item consequent. Ukuran kekuatan aturan hubungan asosiasi ini maka digunakan ukuran support dan confidence (Siburian, 2014). Sifat support merupakan ukuran yang sangat penting dalam analisis asosiasi. Sementara, confidence digunakan untuk mengukur nilai kepastian hubungan antar item dalam aturan asosiasi. Untuk aturan $A \rightarrow B$, nilai confidence yang tinggi menandakan banyaknya B yang muncul dalam transaksi yang berisi A. Confidence juga memberikan cara untuk menemukan aturan asosiasi secara efisien (Prasetyo, 2012). Lift ratio adalah parameter penting selain support dan confidence dalam association rule. Lift ratio mengukur seberapa penting rule yang telah terbentuk berdasarkan nilai support dan confidence.

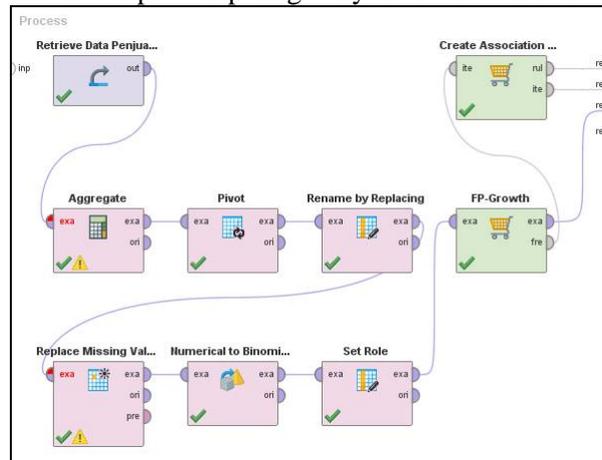
$$\text{Lift} (A, B) = \frac{\text{Support} A \times \text{Support} B}{\text{Support} A \cap B}$$

Suatu transaksi dapat dikatakan valid apabila memiliki nilai *Lift* atau *Improvement* yang lebih dari satu nilai, artinya bahwa dalam transaksi tersebut, produk A dan B benar-benar dibeli konsumen secara bersamaan (Zahedi,2012).

3. Hasil dan Analisa

Pada bagian ini diuraikan hasil dan analisa menggunakan perangkat analisis rapidminer.

Berikut ini proses pengolahan data sampel penjualan untuk menggali pengetahuan produk-produk yang dibeli secara bersamaan dan produk paling banyak dibeli oleh konsumen.



Gambar 3. Desain Proses Datamining MBA

1. *Retrieve data* penjualan disiapkan pada lokal repositori yang dihasilkan melalui proses transformasi data dari himpunan sampel penjualan ritel toko antarah.
2. *Agregate paramater* digunakan untuk memilih atribut agregat yaitu jumlah penjualan yang kelompokkan berdasarkan atribut invoice dan nama produk.
3. *Pivot function* digunakan untuk merotasi data sampel dan mengelompokkan group yang sama untuk *single sample*. Pengelompokkan dilakukan untuk atribut invoice dan diurutkan berdasarkan atribut nama produk.
4. *Set role* digunakan untuk merubah peran dari satu atau lebih atribut. Nama atribut yang akan dirubah adalah invoice dan target role sebagai identifier (id).
5. *FP-Growth* digunakan untuk mengkalkulasi itemset yang sering muncul dari himpunan sampel menggunakan struktur data FP-Tree. Ditetapan jumlah minimum itemset 2, max number of retries 15, positive value true, min support 0,0015, max item 15.
6. *Create association rule*, digunakan untuk menggenerasi set aturan asosiasi yang diambil dari frequent itemset. kriteria nilai confidence dengan nilai minimal 0,6.

3.1. Hasil Analisis FP-Growth dan Association Rule.

Analisis Frequent itemset untuk satu bulan transaksi menghasilkan Frequent Itemset sebanyak 61 kombinasi dari 2 item produk seperti pada tabel 2, 3 kombinasi dari 3 item produk seperti pada tabel 3 dan menghasilkan 16 aturan assosiasi seperti pada tabel 4.

Pada tabel 2. disajikan hasil analisis keranjang belanja dengan kombinasi 2 item yang sering dibeli secara bersamaan. Hasil ini dapat digunakan sebagai dasar penataan produk pada etalase secara berdekatan karena seringnya pembelian secara bersamaan sehingga konsumen mudah untuk menemukan produk yang dibeli. Selain itu dapat digunakan sebagai dasar penetapan stok untuk produk yang sering muncul dalam jumlah yang relefan, sementara untuk produk yang tidak sering muncul dan promosi penjualan untuk produk yang tidak sering muncul. Hasil analisis ditemukan 61 kombinasi dari dua produk yang dibeli secara bersamaan dimana produk gula pasir, indomie, pasta gigi, susu, sabun mandi, sabun cuci dan beberapa makanan ringan.

Tabel 2. Frequent Itemset Kombinasi 2 Item

No	Support	Item Produk 1	Item Produk 2
1	0.003	GULA PASIR CHO 1 KG	INDOMIE GORENG
2	0.003	GULA PASIR CHO 1 KG	TELUR CURAH
3	0.004	GULA PASIR CHO 1 KG	SUNLIGHT LIME REF 800ML
4	0.003	GULA PASIR CHO 1 KG	MIE SEDAP GORENG
5	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	INDOMIE AYAM BAWANG
6	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	PEPSODENT 12 JAM WHITE 190G
7	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	INDOMIE AYAM SPESIAL
8	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	MIE SEDAP SOTO
9	0.003	GULA PASIR CHO 1 KG	MIE SEDAP BASO SPESIAL 77G
10	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	MIE SEDAP AYAM SPESIAL
11	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	TEH GOPEK MELATI CELUP 50G
12	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	NUVO FAMILY SOAP MERAH 80G
13	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	TEH SOSRO CELUP TB 30
14	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	KOPI LUWAK WHITE KOFFIE 5X20G
15	0.002	GULA PASIR CHO 1 KG	KOPI LUWAK 165
16	0.002	INDOMIE GORENG	TELUR CURAH
17	0.002	INDOMIE GORENG	MIE SEDAP GORENG
18	0.005	INDOMIE GORENG	INDOMIE AYAM BAWANG
19	0.003	INDOMIE GORENG	INDOMIE AYAM SPESIAL
20	0.002	INDOMIE GORENG	MIE SEDAP BASO SPESIAL 77G
21	0.002	INDOMIE GORENG	INDOMIE GORENG SAMBAL MATAH 85G
22	0.003	INDOMIE GORENG	INDOMIE GRG RENDANG PDS MEDAN 82GR
23	0.002	INDOMIE GORENG	INDOMIE KARI AYAM

PENGGUNAAN ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

24	0.002	HAPPY NAPPY SMART PANTZ XL 26	JOLLY FACIAL SP SINGLE 250'S
25	0.002	SUNLIGHT LIME REF 800ML	PEPSODENT 12 JAM WHITE 190G
26	0.002	MIE SEDAP GORENG	INDOMIE AYAM BAWANG
27	0.002	MIE SEDAP GORENG	INDOMIE AYAM SPESIAL
28	0.004	MIE SEDAP GORENG	MIE SEDAP SOTO
29	0.002	MIE SEDAP GORENG	MIE SEDAP BASO SPESIAL 77G
30	0.004	MIE SEDAP GORENG	MIE SEDAP AYAM SPESIAL
31	0.003	MIE SEDAP GORENG	MIE SEDAP AYAM BAWANG
32	0.002	INDOMIE AYAM BAWANG	INDOMIE AYAM SPESIAL
33	0.002	PEPSODENT 12 JAM WHITE 190G	SO KLIN SOFTERGENT PURPLE 900G
34	0.002	SGM 4 AKTIF M 1000	SGM 4 AKTIF V 1000
35	0.002	SGM 3 EKSPLOR MADU 400	SGM 3 EKSPLOR MADU 150
36	0.002	SGM 3 EKSPLOR MADU 400	SGM 4 AKTIF M 400
37	0.002	SGM 1 ANANDA 150 NEW	SGM 2 ANANDA 150
38	0.002	SGM 1 ANANDA 150 NEW	DC 3+ M 200
39	0.003	MIE SEDAP SOTO	MIE SEDAP AYAM SPESIAL
40	0.003	LIFEBUOY SOAP TOTAL 10 85G	LIFEBUOY SOAP LEMON FRESH 85G
41	0.002	MIE SEDAP BASO SPESIAL 77G	MIE SEDAP AYAM SPESIAL
42	0.004	INDOMIE GORENG SAMBAL MATAH 85G	INDOMIE TENGKLENG 75GR
43	0.002	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	NUVO FAMILY SOAP MERAH 80G
44	0.004	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	NUVO FAMILY SOAP KUNING 80G
45	0.003	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	NUVO FAMILY SOAP BIRU 80G
46	0.002	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	NUVO FAMILY SOAP COOL 80G
47	0.002	GERY CHOCOLATOS CHOCO DRINK 10X28G	GOOD DAY VANILA 10X20

PENGGUNAAN ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

48	0.002	NBS EKONOMIS KH 120G	NBS EKONOMIS BM 120G
49	0.002	SO KLIN LIQ VIOLET 6X26ML	SO KLIN LIQ AB PARFUME SACHET 6X30ML
50	0.002	SO KLIN LIQ VIOLET 6X26ML	SO KLIN LIQ SOFTERGENT 6X28ML
51	0.003	NUVO FAMILIY SOAP MERAH 80G	NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G
52	0.002	NUVO FAMILIY SOAP MERAH 80G	NUVO FAMILIY SOAP BIRU 80G
53	0.002	DC 1+ M 200	DC 3+ M 200
54	0.002	SGM 2 ANANDA 150	DC 3+ M 200
55	0.002	NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G	NUVO FAMILIY SOAP BIRU 80G
56	0.002	CHIL GO COKLAT BTL 140ML	CHIL GO VANILA BTL 140ML
57	0.002	INDOMILK SKM PUTIH 6X45GR	INDOMILK SKM COKLAT 6X45GR
58	0.002	ULTRA KRIMER CAP SAPI CHO 388 KLNK	CAP ENAAK SKM PUTIH 375G
59	0.002	INDOMILK SUSU CAIR STRAW 190	INDOMILK SUSU CAIR MELON 200
60	0.002	CHIKI BALL KEJU 12 G	CHIKI BALL KALDU AYAM 14 GR
61	0.002	ZEE UHT STRAWBERRY 200ML	ZEE UHT SWIZZ CHOCO 200ML

Pada tabel 3. disajikan hasil analisis keranjang belanja dengan kombinasi 3 item yang sering dibeli secara bersamaan. Hasil analisis ditemukan 3 kombinasi dari tiga produk yang dibeli secara bersamaan dimana produk mie sedap, susu SGM dan sabun Nuvo paling sering dibeli secara bersamaan. Nilai lift tertinggi adalah produk Zee UHT Strawberry 200ml dengan Zee UHT Swizz Choco 200ml dengan nilai lift 302,533. Susu Cap Enak SKM Putih 375 Gram dengan Susu Ultra Krimer Cap Sapi Cho 388 kng.

Tabel 3. Frequent Itemset Kombinasi 3 Item

No	Support	Item	Produk 1	Item Produk 2	Item Produk 3
1	0.003	MIE SEDAP GORENG	MIE SEDAP SOTO	MIE SEDAP AYAM SPESIAL	
2	0.002	SGM 1 ANANDA 150 NEW	SGM 2 ANANDA 150	DC 3+ M 200	
3	0.002	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	NUVO FAMILIY SOAP MERAH 80G	NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G	

Pada tabel 4. disajikan hasil analisis keranjang belanja untuk produk dengan hubungan asosiasi dari dua buah item dengan nilai dukungan, nilai kepercayaan, dan nilai rasio lift yang menunjukkan bahwa kedua produk benar-benar dibeli secara bersamaan.

Tabel 4. Association Rule

No	Premis	Conclusion	Support	Convidence	Lift
1	ULTRA KRIMER CAP SAPI CHO 388 KLNG	CAP ENAAK SKM PUTIH 375G	0.002	0.625	202.589
2	NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	0.004	0.667	100.844
3	NUVO FAMILIY SOAP BIRU 80G	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	0.003	0.667	100.844
4	ZEE UHT STRAWBERRY 200ML	ZEE UHT SWIZZ CHOCO 200ML	0.002	0.667	302.533
5	MIE SEDAP GORENG, MIE SEDAP SOTO	MIE SEDAP AYAM SPESIAL	0.003	0.667	100.844
6	NUVO FAMILIY SOAP MERAH 80G, NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G	NUVO FAMILY SOAP HIJAU 80G	0.002	0.667	100.844
7	CAP ENAAK SKM PUTIH 375G	ULTRA KRIMER CAP SAPI CHO 388 KLNG	0.002	0.714	202.589
8	MIE SEDAP GORENG, MIE SEDAP AYAM SPESIAL	MIE SEDAP SOTO	0.003	0.75	94.542
9	KOPI LUWAK 165	GULA PASIR CHO 1 KG	0.002	0.8	21.610
10	ZEE UHT SWIZZ CHOCO 200ML	ZEE UHT STRAWBERRY 200ML	0.002	0.8	302.533
11	SGM 1 ANANDA 150 NEW, SGM 2 ANANDA 150	DC 3+ M 200	0.002	0.8	201.688
12	NUVO FAMILIY SOAP HIJAU 80G, NUVO FAMILIY SOAP MERAH 80G	NUVO FAMILIY SOAP KUNING 80G	0.002	0.8	151.266
13	MIE SEDAP AYAM BAWANG	MIE SEDAP GORENG	0.003	0.875	66.179
14	MIE SEDAP SOTO, MIE SEDAP AYAM SPESIAL	MIE SEDAP GORENG	0.003	1.0	75.633
15	SGM 1 ANANDA 150 NEW, DC 3+ M 200	SGM 2 ANANDA 150	0.002	1.0	189.083
16	SGM 2 ANANDA 150, DC 3+ M 200	SGM 1 ANANDA 150 NEW	0.002	1.0	119.421

4. Kesimpulan

PENGGUNAAN ASSOSIATION RULE MINING DALAM PENETAPAN HARGA PROMOSI, STOK, DAN PENATAAN PRODUK PADA ETALASE

Algoritma association rule mining dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dalam penetapan harga promosi, stok, dan membantu penataan produk pada Etalase.

- 1) Hasil pengujian menggunakan analisa keranjang belanja pada tabel 2. frequent itemset kombinasi dua buah Item yang sering dibeli secara bersamaan. Berdasarkan pola kombinasi yang muncul sebanyak 61 item dengan pasangan 2 item produk yang muncul bersamaan dapat digunakan sebagai dasar penataan produk pada etalase. Kombinasi 2 item produk tersebut dapat ditata secara berdekatan dan penataan item produk diletakkan dibagian lokasi utama sehingga konsumen mudah untuk menemukan produk yang dibeli yang pada akhirnya dapat mempersingkat waktu belanja konsumen. Hasil analisis *frequent item* ditemukan 61 kombinasi dari dua produk yang dibeli secara bersamaan diantaranya produk gula pasir, indomie, pasta gigi, susu, sabun mandi, sabun cuci dan beberapa makanan ringan.
- 2) Kombinasi 3 buah item yang ditunjukkan dari hasil analisis keranjang belanja pada tabel 3. Frequent Itemset Kombinasi 3 Item disajikan kombinasi 3 item produk yang sering dibeli secara bersamaan diantaranya adalah mie sedap, susu SGM dan sabun Nuvo paling sering dibeli secara bersamaan. Nilai lift tertinggi adalah produk Zee UHT Strawberry 200ml dengan Zee UHT Swizz Choco 200ml dengan nilai rasio lift 302,533. Susu Cap Enak SKM Putih 375 Gram dengan Susu Ultra Krimer Cap Sapi Cho 388 kmlg.
- 3) Hasil analisis keranjang belanja digunakan sebagai dasar penetapan stok untuk produk yang sering muncul dalam jumlah yang cukup, sementara untuk produk yang tidak sering muncul perlu merancang strategi promosi penjualan agar produk tersebut dapat lebih dikenal oleh konsumen.

Daftar Pustaka

- [1] Budhi, G.S. and Soedjianto, F., 2007, Aplikasi Data Mining Market Basket Analysis Pada Tabel Data Absensi Elektronik Untuk Mendeteksi Kecurangan Absensi (Check-Lock) Karyawan Di Perusahaan, Jurnal Informatika, Vol. 8(2), pp. 119 – 129.
- [2] Irliana N. Vydia, V., 2013, Market Basket Analysis Pada Perusahaan Retail Menggunakan Algoritma Apriori Dan Sales Forecasting, Jurnal Transformatika, Vol. 11(1), pp. 13 – 22
- [3] Larasati, Nasrun,, Ahmad, 2015, Analisis Dan Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Aplikasi Smart Untuk Menentukan Market Basket Analysis Pada Usaha Retail (Studi Kasus : Pt.X), e-Proceeding Of Engineering, Vol. 2 No. 1 pp. 749-755
- [4] J. Han, dan M. Kamber, “Mining Frequent Patterns, Associations, and Correlations” dalam Data Mining: Concept and Techniques, edisi ke-2, San Fransisco, California, 2006, bab 5, hal. 227-272.
- [5] J. Divya dan G. S. Maniata. (November 2013). Implementation of Apriori Algorithm in Health Care Sector: A Survey. International Journal of Computer Science and Communication Engineering. [Online]. 2(4), hal. 26-32.